

基于信号经验模态分解与分集合并的 齿轮故障诊断

邓博元, 崔伟成, 曾庆松, 李晨瑄

(海军航空大学, 山东 烟台 264001)

摘要: 为了准确地进行齿轮故障诊断, 结合信号经验模态分解与分集合并, 提出了一种新的故障诊断方法; 首先, 运用经验模态分解对齿轮振动信号进行分解得到若干个分量; 其次, 根据分量的峭度大小以及相邻分量的峭度是否接近, 筛选、合成有效分量; 然后, 运用等增益分集合并技术对有效分量进行合并, 即将其包络进行叠加; 接着, 使用快速傅立叶变换得到信号包络和的频率谱; 最后, 根据该频率谱进行故障诊断; 通过对仿真信号和齿轮断齿故障振动信号的分析, 验证了方法的有效性。

关键词: 齿轮故障诊断, 经验模态分解, 信号分集

Gear fault diagnosis based on Empirical Mode Decomposition and Signal diversity merging

DENG Boyuan, CUI Weicheng, ZENG Qingsong, LI Chenxuan

(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: In order to accurately diagnose gear faults, a new fault diagnosis method is proposed by combining signal empirical mode decomposition and diversity combination. First, use empirical mode decomposition to decompose the gear vibration signal to obtain several components; secondly, filter and synthesize effective components according to the kurtosis of the components and whether the kurtosis of adjacent components are close; then, use equal gain diversity combining technology add the signal envelopes of the effective components; then, use the fast Fourier transform to obtain the envelope and the frequency spectrum of the signal; finally, perform fault diagnosis based on the frequency spectrum. The effectiveness of the method is verified by analyzing the simulation signal and the vibration signal of the gear broken tooth fault.

Keywords: gear fault diagnosis; empirical mode decomposition; signal diversity

0 引言

齿轮传动是各种工业设备中应用广泛的机械传动方式之一, 具有结构紧凑, 工作可靠等优点。但是, 齿轮也是故障发生较多, 故障检测困难的零件之一。统计数据表明, 齿轮箱中的齿轮发生故障的比例高达 60%^[1]。齿轮一旦出现故障, 轻则会影响设备正常运转, 严重的甚至会危害操作人员的人身安全。所以对齿轮故障的及时检测诊断具有十分重要的意义。

当前, 通常使用振动信号分析的方法对机械设备进行故障诊断。齿轮发生故障时的振动信号可以看做多个调频一调幅信号的叠加, 具有非平稳, 非线性的特点^[2]。同时, 由于机械设备运行时的背景噪声以及振动信号传输路径等因素的影响, 从包络谱中直接获取齿轮故障的特征频率较为困难, 如何从复杂的齿轮振动信号中提取出故障特征信号成为了当下研究的热门话题。

针对振动信号非平稳、非线性的特点, 目前应用较多, 效果较好的方法是信号自适应分解类方法, 尤其是基于经

验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 的故障诊断方法。该类方法的主要流程是首先对原始信号进行 EMD 分解, 得到多个本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF); 之后依据某种准则 (如峭度准则) 选取一个最优 IMF 作为含有故障信息的有效分量; 最后对选取的有效分量进行包络谱分析, 判断齿轮是否存在故障以及故障类型^[3-4]。

但是在使用过程中, 发现此类方法存在 4 个问题, 一是由于 EMD 算法存在模态混叠问题, 即在对信号进行分解时有可能将一个分量分解成多个 IMF^[5-6]。发生模态混叠时分解出的单个 IMF 携带的有用信息较少且没有物理意义; 二是最优分量的选取准则不明确, 多数情况下是利用以往经验选取峭度准则作为信号分量的最优判据, 但是依据峭度准则选出的最优分量不一定是携带有用信息最多的分量; 三是含有故障特征的振动信号会将多个载波进行调制, 其传输路径也不尽相同, 这就导致了即使未发生模态混叠, EMD 分解也会产生多个含有故障信息的 IMF; 四是振动信号往往含有大量的背景噪声, EMD 分解得到的 IMF 中也会

收稿日期: 2021-03-03; 修回日期: 2021-03-31。

作者简介: 邓博元(1997-), 男, 山东青岛人, 硕士研究生, 主要从事武器系统设计与模拟方向的研究。

引用格式: 邓博元, 崔伟成, 曾庆松, 等. 基于信号经验模态分解与分集合并的齿轮故障诊断[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(9): 43-49.

含有较多的噪声,信噪比得不到显著提高。基于 EMD 的齿轮故障诊断方法通常选取分解的最优分量作为分解得到的有效分量进行分析,这样一来会丢失其他分量中所携带的故障信息,也无法有效降低噪声。这就导致了采用这种方法得到的故障特征不明显。

为了解决问题一、二,本文对 EMD 分解产生的 IMF 进行筛选、合并,在剔除不含故障信息或只含有极少故障信息的分量后,依据频率相近,峭度相似的原则对有可能是过分解产生的 IMF 进行合并。

为了解决问题三、四,充分利用多个 IMF 中携带的故障信息,可以借鉴无线电通信中的信号分集合并技术。信号分集合并技术主要指接收机通过多个信道(时间、频率或者空间)接收承载相同信息的多个副本,将这些副本中的信息合并后就可以比较正确的恢复出原信号^[7]。由于振动信号经过 EMD 分解后,故障信息通常蕴含在多个 IMF 中,相当于有用信息经过多个不同的信道进行传输。此外,由于故障特征信号多为低频信号,信号分集合并中的包络叠加还可以过滤掉大部分高频噪声的影响,进一步提高信噪比。

本文提出了一种基于信号经验模态分解和分集合并技术的齿轮故障诊断方法。首先,将原始信号进行 EMD 分解,在得到的 IMF 中依据某种准则(本文采用峭度准则)剔除不含有用信息的分量(如峭度较小的噪声分量)后,将剩余的 IMF 作为有效分量,其次对有效分量进行合并,若相邻有效分量峭度差别不大则认为是 EMD 分解时发生了模态混叠,对这两个有效分量求和作为新的有效分量。之后对有效分量进行希尔伯特变换求取其信号包络。最后将所有有效分量的包络相加。分析包络叠加后的频谱,即可对齿轮是否发生故障以及故障类型做出判断。

1 基本理论

1.1 齿轮故障振动信号数学模型

齿轮发生故障时,其振动信号为一组调频-调幅信号的叠加,可用下式表示^[8]:

$$g_i(t) = a_i(t) \cos(2\pi \int_0^t f_i(s) ds + \varphi_i) \quad (1)$$

其中: $a_i(t) > 0$ 为 $g_i(t)$ 的瞬时值, $f_i(s) > 0$ 为 $g_i(t)$ 的瞬时频率, φ_i 为 $g_i(t)$ 的相位。而实际中的信号通常由许多本征模态分量和噪声信号组成,因此非平稳信号模型可以表示为:

$$g(t) = \sum_{i=1}^Q a_i(t) \cos(2\pi \int_0^t f_i(s) ds + \varphi_i) + n(t) \quad (2)$$

其中: Q 是本征模态分量的数量, $n \sim N(0, \sigma^2)$ 表示均值为零,方差为 σ^2 的高斯白噪声。

1.2 EMD 原理

EMD 是一种适用于非线性、非平稳信号的自适应时频处理方法^[9]。EMD 的特性使其在处理复杂的信号时有很大优势,其典型应用就是对齿轮的振动信号进行处理用以进

行故障诊断。原始信号通过 EMD 分解可以得到一组本征模态函数,各个 IMF 分量的成分与信号本身的变化及分析频率相关。EMD 分解的步骤如下^[10]:

1) 确定信号的极大与极小值点,将极大、极小值点分别用一条光滑的曲线相连,得到原信号的上、下包络线,并求其平均值记为 $m_1(t)$, 求出:

$$h_1(t) = x(t) - m_1(t) \quad (3)$$

若 $h_1(t)$ 满足 IMF 的条件,则 $h_1(t)$ 就是 $x(t)$ 的第一个分量。

2) 如果 $h_1(t)$ 不满足 IMF 的条件,则把 $h_1(t)$ 作为原始数据,重复进行步骤(1) K 次,直到得到 $h_{1k}(t) = h_1(k-1)(t) - m_{1k}(t)$ 满足 IMF 的条件,此时将 $h_{1k}(t)$ 作为一个 IMF。记 $c_1(t) = h_{1k}(t)$, 则信号 $x(t)$ 的第一个 IMF 为 $c_1(t)$ 。

3) 将 $x(t)$ 与 $c_1(t)$ 做差,得到:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4)$$

将 $r_1(t)$ 重复步骤(1), (2), 得到 $c_2(t)$ 为第二个满足 IMF 条件的分量,重复进行 n 次得到 n 个 IMF, 即:

$$\begin{cases} r_1(t) - x_2(t) = r_2(t) \\ r_{n-1}(t) - x_n(t) = r_n(t) \end{cases} \quad (5)$$

直到 $r_n(t)$ 中无法再提取出满足 IMF 条件的分量。则原信号可表示为:

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t) \quad (6)$$

因此,一个信号通过 EMD 可分解为 n 个 IMF 分量和一个残量 $r_n(t)$, 原信号为 n 个 IMF 分量和残量 $r_n(t)$ 之和,其中,分量 $c_1(t)$ 、 $c_2(t)$ 、 \dots 、 $c_n(t)$ 分别表示从高到低不同频率段的信息。

1.3 信号分集

信号分集是无线电通信领域对抗信道衰落,提高信噪比,降低误码率的常用方法之一,包括信号的分散传输技术和合并接收技术^[11]。本文主要利用其中的分集合并技术对齿轮振动信号经 EMD 分解后得到的 IMF 中蕴含的故障信息进行整合分析。

信号分集的基本原理是同一信息通过多个统计独立的信道(又称分集支路)到达接收机,由于接收机收到的信号的小尺度衰落是相互独立的,所以接收到的信号同时处于深衰落的概率非常小,因此采用信号分集合并技术可以将两条或多条分集支路上携带的有用信号副本采用不同的策略合并起来,增强有用信号的信号幅度,提高信噪比^[12-14]。要想使得信号分集获得最好的效果,就需要保证各分集支路场强(或功率)的联合概率密度函数等于信道的边缘概率密度函数之积,即分集支路之间是统计独立的。分集支路之间的任何相关都会降低分集的效果。支路信号之间的相关性使用信号包络和的相关系数表示,计算公式如下^[15]:

$$\rho_{xy} = \frac{E\{x \cdot y\} - E\{x\} \cdot E\{y\}}{\sqrt{(E\{x^2\} - E\{x\}^2) \cdot (E\{y^2\} - E\{y\}^2)}} \quad (7)$$

对于两个统计独立的信号, 相关系数为 0, 在实际的工程实践中, 当相关系数低于 0.5 时, 一般认为已经被有效的去相关^[11]。而 EMD 分解出的 IMF 通常满足该条件, 因而可以使用信号分集合并技术对多个 IMF 中携带的故障信息进行综合分析。

2 基于 EMD 与信号分集的故障诊断方法

2.1 有效分量的选取与合成

齿轮振动信号在经过 EMD 分解之后会得到数个含有故障振动信息的 IMF, 但是并不是所有的 IMF 都包含故障信息, 通常只有某几个 IMF 包含故障信息。在进行后续处理前, 首先要从 EMD 分解得到的 IMF 中剔除不含故障信息的 IMF, 筛选出包含故障信息的 IMF。

1) 无效分量的剔除:

峭度 (Kurtosis) 是一个描述波形尖峰度的无量纲参数, 对于信号中的冲击特性比较敏感。峭度的数学定义为^[16]:

$$K = \frac{E(x-\mu)^4}{\sigma^4} \quad (8)$$

式中, $E(x-\mu)^4$ 表示信号的 4 阶数学期望, σ 为信号标准差, μ 为信号均值, x 为齿轮的振动信号。

当齿轮出现故障时, 其振动信号的尖峰度会增大, 相应的, 峭度值也会增大。所以峭度值越大, 说明齿轮越偏离正常状态, 此时信号中蕴含的故障信息越丰富^[17]。因此, 在筛选 IMF 时应将峭度值低于某一阈值 (本文选取所有 IMF 峭度的平均值) 的分量剔除, 选取峭度值较高的 IMF 作为有效分量的备选, 才能较好的提取出齿轮的故障特征信息。

2) 有效分量的合成:

EMD 算法是根据信号的局部极值画出两条包络线, 进而得到均值曲线。但由于间歇现象, 导致信号中的局部极值点发生变化, 包络线中包含了间歇信号与原始信号的极值点。此时的均值曲线存在误差, 导致同一时间特征尺度会分布在相邻的 IMF 中, 即产生模态混叠现象。模态混叠现象会导致齿轮故障信息提取不充分, 进而使齿轮的故障诊断达不到预期效果。

由于 EMD 易发生模态混叠, 致使含有故障特征的一个分量可能被过分解成为多个 IMF, 但是峭度值较大分量由于过分解的相邻分量也会拥有较大的峭度值, 即蕴含丰富的故障信息。所以我们可以根据分量的峭度值, 结合 IMF 在频域上的分布, 在第 1 步得到的有效分量的备选中选择峭度相似且频率若干个 IMF 并进行合成, 作为新的有效分量。这样就能保证新的有效分量含有较多的故障信息, 也是接下来的分析能够得到正确结果的基础。

2.2 信号分集合并

信号合并技术的合并方法主要有最大比合并、等增益合并、选择合并、切换合并、混合合并 5 种。等增益合并能够获得接近最大比合并的性能的同时极大地简化运算, 成为了目前使用十分普遍的合并方法之一。本文使用等增益

合并的方法对振动信号的有效分量进行合并。

1) 等增益合并流程:

等增益合并的处理流程图如图 1 所示。

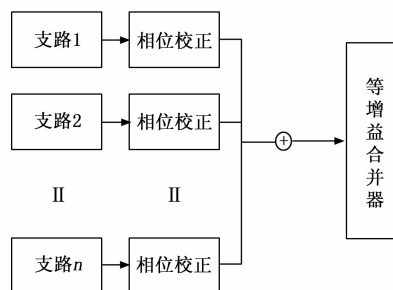


图 1 等增益合并流程图

等增益合并只对信号包络进行相位校正, 不进行幅度加权。若输入信号包络为 α_i , 则其输出信号包络 α_{out} 为^[18]:

$$\alpha_{out} = \sum \alpha_i \quad (9)$$

以两路信号为例, 两路信号进行等增益合并后的信噪比为^[19]:

$$\gamma = \frac{\sqrt{P_1} + \sqrt{P_2}}{v_1 + v_2} \quad (10)$$

其中: P_1, P_2 表示两个分集支路的平均功率 v_1, v_2 表示支路的噪声功率, 当 $P_1 = P_2 = P, v_1 = v_2 = v$, 即两个分集支路信噪比相等时, 等增益合并后的总信噪比可表示为

$$\gamma = 2 \frac{P}{v} = 2\gamma_1 \quad (11)$$

可见, 在分集支路信噪比相差不大的情况下, 使用等增益合并对信号进行合并处理可以显著提高信噪比。应用在齿轮故障分析中, 使用等增益合并对筛选合成得到的有效分量进行合并可以显著提高信号中故障信号的能量占比, 对合成后的包络和信号展开频谱分析可以得到更为清晰的故障特征。

2) 相位校正:

当两个相位不同的信号叠加时, 由于相位差的存在, 部分分量会相互抵消, 导致能量减小, 所以直接相加得到的和信号的能量可能会小于两个信号能量之和。为了提高和信号的信噪比, 防止有用信息的能量受到损失, 在进行包络相加之前需要对有效分量进行相位校正。本文采取基于广义互相关函数的相位校正方法。

以第一个有效分量 $x_1(t)$ 的相位为基准, 计算其余有效分量 $x_i(t)$ ($i \neq 1$) 与 $x_1(t)$ 之间的相位差, 再根据相位差对其他 x_i 进行相位校正。

首先计算 x_i 与 x_1 之间的广义互相关函数:

$$R_{x_1, x_i}(\tau) = \int_{-\infty}^{\infty} W_{x_1, x_i}(f) G_{x_1, x_i}(f) e^{j2\pi f\tau} df \quad (12)$$

式中, $G_{x_1, x_i}(f)$ 为第一个有效分量与其他有效分量的互功率谱。

$$G_{x_1, x_i}(f) = X_1(f) X_i^*(f) \quad (13)$$

$W_{x_1, x_i}(f)$ 为权重, 这里取互功率谱模的倒数:

$$W_{x_i, x_i}(f) = \frac{1}{|G_{x_i, x_i}(f)|} \quad (14)$$

求取广义互相关函数的峰值位置，就可以得到相位差的估计值 $\hat{\tau}$ ^[20]。

$$\hat{\tau} = -\operatorname{argmax}_{\tau} R_{x_i, x_i}(\tau) \quad (15)$$

接下来利用 $\hat{\tau}$ 对 $x_i(t)$ 进行校正，校正后的信号：

$$x'_i(t) = x_i(t)e^{j2\pi f\hat{\tau}} \quad (16)$$

3 故障诊断流程

本文提出的基于信号 EMD 与分集合并的齿轮故障诊断流程框图如图 2 所示。

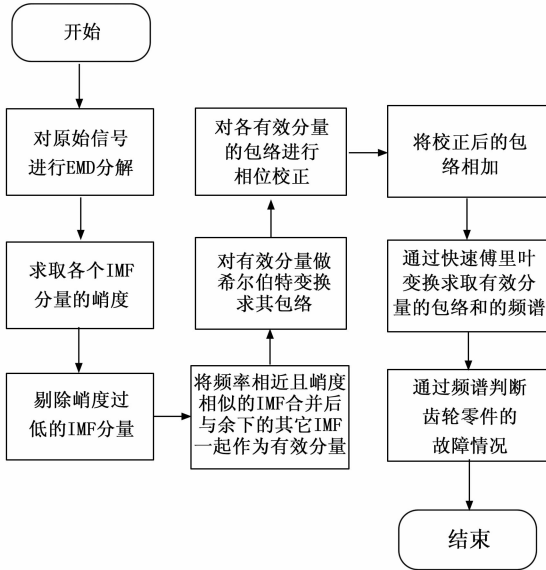


图 2 齿轮故障诊断流程图

主要流程为：

- 1) 使用 EMD 对齿轮振动信号进行分解，得到多个 IMF。
- 2) 求各个 IMF 的峭度，剔除峭度低于平均值的 IMF。
- 3) 将频率相近且峭度相似的 IMF 合并，与 2) 中留下的其它 IMF 一起作为有效分量。
- 4) 利用希尔伯特变换对有效分量求包络。
- 5) 对各有效分量的包络进行相位校正
- 6) 将有效分量的包络相加，使用快速傅立叶变换求包络和的频谱。
- 7) 观察频谱在齿轮转频及其倍频处是否存在明显的谱峰，进而判断齿轮的故障情况。

4 仿真数据分析

对如下仿真信号进行分析以验证本文方法的有效性。

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) \quad (17)$$

其中： $x_1(t) = 8^{-500 \operatorname{mod}(t, 1/20)} \sin(1000\pi t)$ 为特征频率为 20 Hz 的周期性指数衰减的指数信号。 $x_2(t)$ 为高斯白噪声，信噪比为 1。

采样频率为 2 048 Hz，采样点数 $N=4\ 096$ ，仿真信号

的时域波形和包络谱如图 3 所示

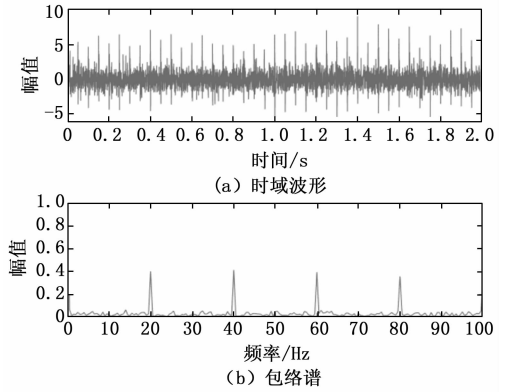


图 3 仿真信号的时域波形和包络谱

对信号进行 EMD 分解后得到 9 个 IMF，其波形如图 4 所示（按频率从高到低排列）。

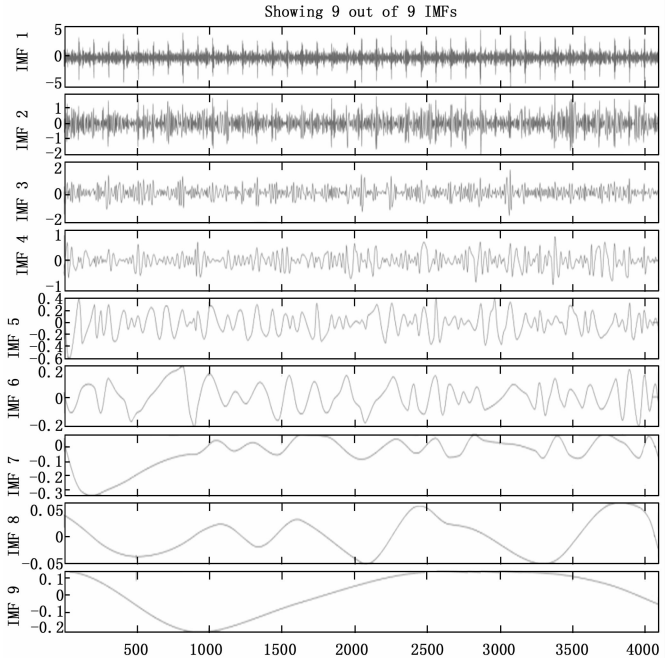


图 4 EMD 分解后的 IMF 波形

分别求出所得 9 个 IMF 分量的峭度，如表 1 所示：

表 1 信号 IMF 分量峭度值

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
峭度	5.82	3.77	3.98	3.49	2.89	2.38	4.40	2.02	2.08

从表 1 中可以看出信号的 IMF5、IMF6、IMF8、IMF9 分量峭度值小于平均值 (3.43)，可以将其剔除，得到 IMF1、IMF2、IMF3、IMF4、IMF7 共 5 个有效分量，IMF2 和 IMF3 两个有效分量频率相似且峭度相近，可将其合并成为一个有效分量。经过筛选与合并，总共得到 4 个有效分量。

计算有效分量之间的相关系数，如表 2 所示。

表 2 各有效分量之间的相关系数

	IMF1	IMF2+IMF3	IMF4	IMF7
IMF1	1	0.059	0.005	0.003
IMF2+IMF3	0.059	1	-0.028	-0.010
IMF4	0.005	-0.028	1	0.010
IMF7	0.003	-0.010	0.010	1

从表 2 中可以看出各有效分量之间的相关系数均在 0.5 以下, 满足信号分集合并的条件。

在使用希尔伯特变换得到所有的有效分量的信号包络之和后再对其求和, 并对和信号进行快速傅立叶变换求取瞬时频率谱如图 5 所示。

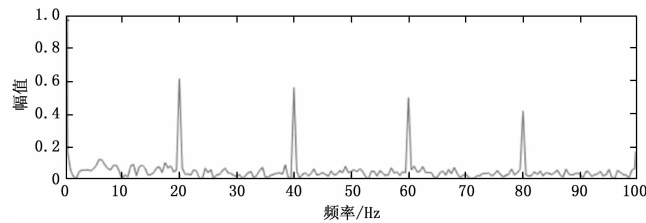


图 5 和信号的包络谱

为了说明本文方法的有效性, 图 6 画出了峭度最大的 IMF1 的包络谱。通过图 6 和图 5 与图 3 (b) 进行对比可以发现, 虽然直接展开包络分析和只对 IMF1 展开包络分析都可以获得 20 Hz 及其倍频处的谱峰, 但是其 20 Hz 处的幅值都在 0.4 左右, 而本文方法在 20 Hz 处的谱峰幅值在 0.6 以上, 明显高于直接对仿真信号进行包络分析和选取最优信号进行包络分析的方法。

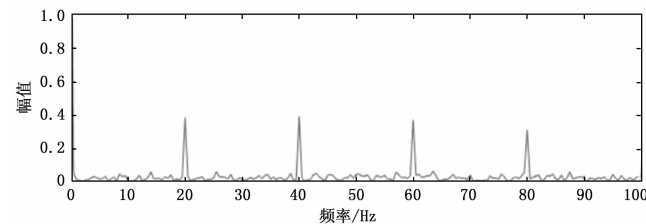


图 6 IMF1 的包络谱

按照如下公式分别计算 3 种方法得到的包络谱的信噪比。

$$SNR = \frac{\sum_n h(nf_0)}{\sum_f h(f) - \sum_n h(nf_0)} \quad (18)$$

其中: $h(f)$ 为包络谱, f_0 为有效信号的特征频率即 20 Hz, n 取正整数。计算得, 直接进行包络分析得到的包络谱的信噪比为 15.85 dB, IMF1 的包络谱的信噪比为 16.02 dB, 而本文方法得到的包络谱的信噪比为 18.43 dB, 明显高于另外两种方法。由此可见本文方法占优。

5 试验数据分析

试验中的齿轮箱结构如图 7 所示, 试验中所用齿轮 2 为从动轮, 该齿轮存在一处断齿故障, 主动齿轮和从动齿轮

的齿数均为 37。电机的转速 $n = 720 \text{ r/min}$, 主轴的转动频率 $f_r = n/60 = 12 \text{ Hz}$, 齿轮间的啮合频率 $f_m = f_r \times 37 = 444 \text{ Hz}$ 。振动信号由安装在从动轮轴承处的加速度传感器采集, 信号的采样频率 $f_s = 2048$, 采样数据点 $N = 1024$ 。

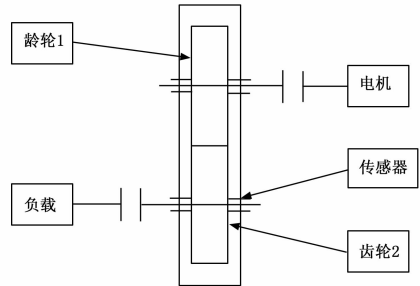


图 7 齿轮箱传动结构

图 8 给出了齿轮振动信号的时域波形图、频域波形图 (通过 FFT 方法求出) 以及包络谱。从时域波形图中可以看出振动信号具有调幅—调频特性, 但其周期性冲击不是特别明显; 在频域波形中可以看到齿轮间的啮合频率 444 Hz, 以及被转频 1 倍频、2 倍频调制的边频带 432 Hz 和 456 Hz; 包络谱中谱峰较为杂乱, 无法展开有效分析。

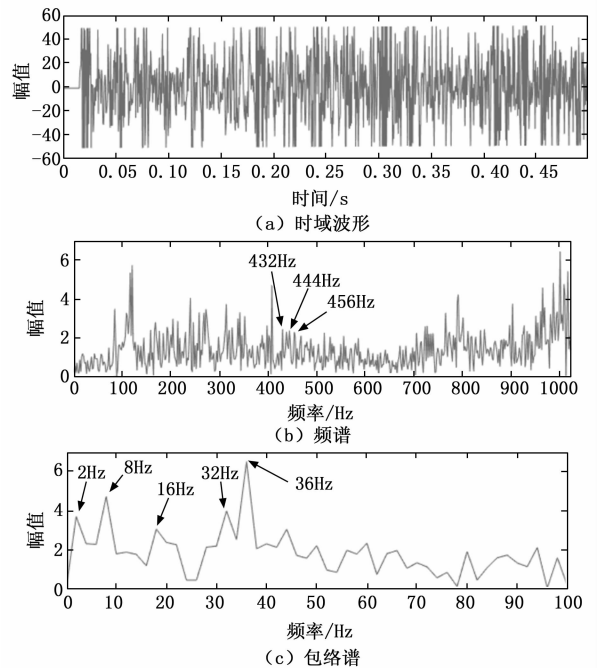


图 8 原始信号时域波形、频谱及包络谱

通过 EMD 方法将原始振动信号进行分解得到 9 个 IMF 分量。如图 9 所示, 9 个 IMF 分量所包含的频率段依次由高到低。

分别求出所得 9 个 IMF 分量的峭度, 如表 3 所示。

表 3 信号 IMF 分量峭度值

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
峭度	2.32	2.84	2.99	2.69	2.48	2.02	3.03	1.71	1.87

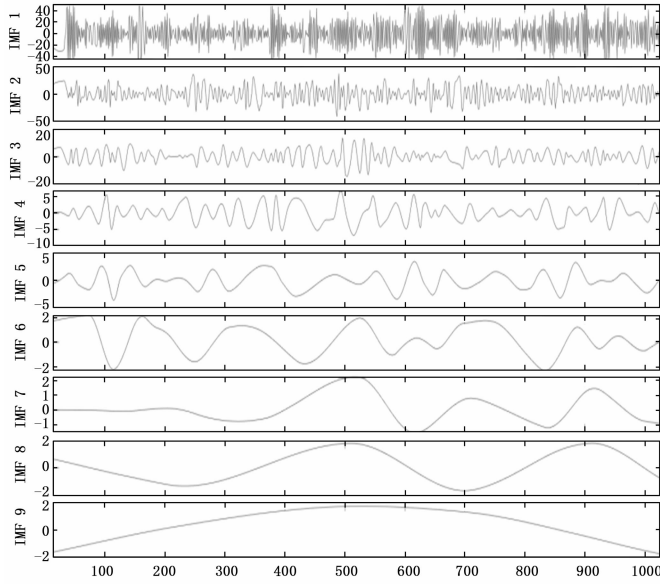


图 9 EMD 分解后的 IMF 波形

从表中可以看出 IMF1、IMF6、IMF8、IMF9 分量峭度值小于峭度均值 2.44，可以认为是无效分量从而将其剔除。在剩余的 IMF2、IMF3、IMF4、IMF5、IMF7 这 5 个有效分量中，IMF2 和 IMF3 频率相近，峭度相似，将这两个分量加和作为新的有效分量进行分析。

求出有效信号之间的相关系数。如表 4 所示。

表 4 各个有效分量之间相关系数

	IMF2+IMF3	IMF4	IMF5	IMF7
IMF2+IMF3	1	0.025	-0.049	-0.061
IMF4	0.025	1	0.151	-0.099
IMF5	-0.049	0.151	1	0.023
IMF7	-0.061	-0.099	0.023	1

从表 4 中可以看出各有效分量之间的相关系数均在 0.5 以下，满足信号分集合并的条件。

对所有有效分量求包络之后相加，分析其和的频谱，如图 10 所示，为清晰展示低频特性，仅仅截取低频段 (0~100 Hz) 进行分析。图中可以清晰的看出转频 12 Hz 及其倍频的谱峰，由此可以判断齿轮出现了断齿故障。

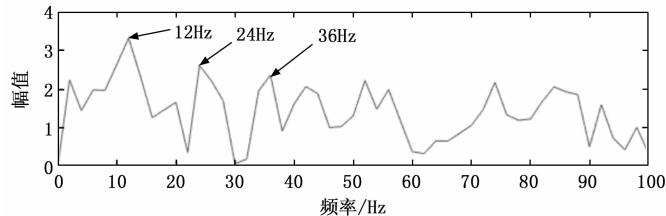


图 10 有效分量包络和的频谱图

为了进一步说明本文方法的有效性，选取峭度最大的 IMF7 进行包络谱分析，如图 11 所示。从图中可以发现，谱峰出现在 2 Hz 的位置，而 12 Hz 位置并未出现谱峰。无

法判定齿轮出现了断齿故障。由此可见，本文方法处理结果优于依据峭度准则选取单一 IMF 进行包络谱分析的方法。本文方法在实际齿轮故障诊断中是切实有效的。

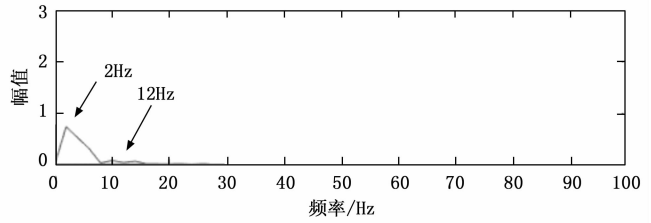


图 11 IMF7 的包络谱

6 结束语

本文结合经验模态分解 (EMD) 与信号分集合并技术，提出了一种新的齿轮故障诊断方法。对齿轮的振动信号，首先用 EMD 方法进行分解得到若干 IMF，剔除峭度值较小的分量后依据剩余分量在频域的分布及峭度值情况来筛选合成有效分量，通过希尔伯特变换得到有效信号的包络，再通过等增益合并及傅立叶变换得到包络和的频谱，最后根据包络和的频谱进行齿轮故障诊断。通过对齿轮断齿故障振动信号的处理，验证了该方法的有效性。目前仍然需要进一步研究的问题有：

- 1) 从 EMD 分解后得到的 IMF 中筛选合成有效分量的方法。
- 2) 参与信号分集合成的 IMF 数量如何确定。
- 3) 信号分集合成的具体方法。

参考文献:

[1] 唐贵基, 庞尔军, 王晓龙. 基于 EMD 的齿轮箱赤露故障诊断的研究 [J]. 机床与液压, 2013, 13: 188-190.

[2] 许光. 故障齿轮的振动分析和故障诊断 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2012.

[3] 李媛媛. 基于经验小波变换的机械故障诊断方法 [D]. 北京: 华北电力大学, 2012.

[4] 赵德尊, 李建勇, 程卫东. 齿轮噪声干扰及变转速下的滚动轴承故障诊断 [J]. 华南理工大学学报, 2016, 2: 67-73.

[5] 夏均忠, 苏涛, 马宗坡, 等. 基于 EMD 的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 噪声与振动控制, 2013, 33 (2): 123-127.

[6] ZHAO H W, HUANG N E. Ensemble Empirical Mode Decomposition: a Noise Assisted Data Analysis Method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009 (1): 855-895.

[7] 尹长川, 罗涛, 乐光新. 多载波宽带无线通信技术 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2004.

[8] 于德介, 程军圣, 杨宇. Hilbert-Huang 变换在齿轮故障诊断中的应用 [J]. 机械工程学报, 41 (6): 102-107.

[9] 李强. EMD 在故障诊断中的研究与应用 [D]. 天津: 天津大学, 2003.

[10] 邵忍平, 曹精明, 李永龙. 基于 EMD 小波阈值去噪和时频分析的齿轮故障模式识别与诊断 [J]. 振动与冲击, 2012,

31 (8): 96-101.

- [11] 李建东,郭梯云,邹国扬. 移动通信 [M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2006.
- [12] 陈魏. 基于OFDM的频率分集技术研究 [D]. 长沙:国防科技大学,2013.
- [13] 李铮,张曙,郭冬梅. 2L支路SSC-MRC混合分集及其性能分析 [J]. 应用科技,2010,12: 14-18.
- [14] 赵勇,傅丰林. 数字移动通信系统中的分集技术 [J]. 电子科技,2001,12: 21-23.
- [15] 赵康德. 若干无线MIMO通信系统分集实现技术研究 [D]. 南京:南京大学,2014.
- [16] 吴小涛,杨猛,袁晓辉. 基于峭度准则EEMD及改进形态

滤波方法的轴承故障诊断 [J]. 振动与冲击,2015,34 (2): 38-44.

- [17] 胡爱军,马万里,唐贵基. 基于集成经验模态分解和峭度准则的滚动轴承故障特征提取方法 [J]. 中国电机工程学报,2012,32 (11): 106-111.
- [18] 郭冬梅. 无线通信中分集合并技术的研究 [D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2010.
- [19] 李东武. 协作通信中分集接收技术的研究 [D]. 西安:西安电子科技大学,2010.
- [20] 王春艳,樊官民,孟杰. 基于广义互相关函数的声波阵列时延估计算法 [J]. 电声技术,2010 (8): 37-39.

(上接第42页)

进行了较详细的描述,提出了安全监控相应算法并进行了模拟验证,以上关键技术和相应算法在客运车站重点区域进行了实际验证并取得了较满意的试验效果,为车站优化了客运组织流程、减少了冗余的人员配置、提升客运工作效率。

由于行人目标检测中需要根据目标物体占用图片空间大小、目标物体形状及长宽比等因素进行考虑,对应需要将某一帧的视频画面分割为多个区域,因此需要大量的计算力。考虑到尽量减少区域分割来减轻计算量,后续可以使用基于区域的CNN模型(即RCNN算法),采用选择性搜索的方法从一张图片中提取中多个边界框(边界框的定义依据目标物体的变化尺度、颜色、结构、所占面积进行划分),随之分成多个区域,合并生成最后最终的目标物体位置。而且如图9、图11所示视频监控画面中距离摄像头较远区域,由于采用算法模型精准度不够,对于目标行人的辨识有所欠缺,可以通过后续改进现有算法或采用更为精准的模型进行辨识程度和准确性的改善,如Faster R-CNN算法采用RepLoss和RepLoss损失函数解决了同类物体间相互遮挡问题,并利用随机森林对候选区域进行了人体多个部位的分类和检测结果组合,大幅提升了检测的准确度;HyperLearner算法通过增加分支网络,与主体网络特征一并送入RPN(区域生成网络,Region Proposal Network)进行处理,从而解决了行人与背景的分度困难问题,在拥挤的场景中可以准确的定义行人。

参考文献:

- [1] 张卓君. 关于异常行为检测技术的综述 [J]. 电脑知识与技术,2020,16 (6): 199-201.
- [2] 李京. 关于我国铁路客站安全评价体系的研究与思考 [C] //2011中国铁路客站技术交流会论文集,2011: 98-107.
- [3] 王广宇,李京. 铁路大型客站安全评价体系研究初探 [J]. 和谐铁路建设,2013 (2): 33-35.
- [4] 张丹. 视频监控系统中航站楼旅客异常行为检测方法研究

[D]. 南京:南京航空航天大学,2014.

- [5] 张月坤. 北京地铁客流密度自动检测技术研究 [J]. 中国铁路,2017 (4): 96-99.
- [6] KARPATY A, TODERICI G, SHETTY S, et al. Large-scale Video Classification with Convolutional Neural Networks [C] //Proc. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Columbus, OH (US), IEEE, 2014: 1725-1732.
- [7] 高琦煜,芮挺,沙卫平,等. 基于边缘信息增强的CNN行人检测算法 [J]. 江苏科技信息,2017 (25): 30-32.
- [8] 张君军,石志广,李吉成. 人数统计与人群密度估计技术研究现状与趋势 [J]. 计算机工程与科学,2018,40 (2): 282-291.
- [9] 余乐,吴超,吴静珠,等. 结合高光谱与CNN的小麦不完善粒识别方法 [J]. 电子测量与仪器学报,2017,31 (8): 1297-1303.
- [10] 汪晓臣,郭长青,黄志威,等. 基于视频图像和轴重分析的地铁客流密度显示系统 [J]. 现代城市轨道交通,2019 (12): 66-69.
- [11] 孙克亮. 智能化计算机安全监控信息网络技术分析 [J]. 信息技术教育,2020 (23): 228-229.
- [12] 周世波,徐维祥. 船舶轨迹异常检测方法研究进展 [J]. 电子测量与仪器学报,2017,31 (3): 329-337.
- [13] 张暄,高跃清. 基于卷积神经网络的雷达目标检测方法 [J]. 计算机测量与控制,2021,29 (2): 49-52.
- [14] 王向东,张丽红. 基于Hu矩和纹理特征结合的人体异常行为识别 [J]. 计算机测量与控制,2017,25 (4): 179-181.
- [15] SIMONYAN Karen, ZISSERMAN Andrew. Two-Stream Convolutional Networks for Action Recognition in Videos [J]. Advances in neural information processing systems, 2014 (25): 10-21.
- [16] 夏飞,罗志疆,张浩,等. 混合神经网络在变压器故障诊断中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报,2017,31 (1): 118-124.
- [17] 刘坤,赵帅帅,屈尔庆,等. R-AdaBoost带钢表面缺陷特征选择算法 [J]. 电子测量与仪器学报,2017,31 (1): 9-14.